

# AI를 활용한 제조산업의 Pain Point 해결을 위한 노코딩 프로그래밍 플랫폼 평가에 관한 탐색적 연구

신성호

한국과학기술정보연구원

maximus74@kisti.re.kr

## A Preliminary Study on the Evaluation of No/Low Coding Programming to Solve the Pain Point of the Manufacturing Industry Using AI

Sungho Shin

Korea Institute of Science and Technology Information

### 요약

본 연구는 중소·중견기업(SME)의 AI 활용 격차를 해소하기 위해 노코딩/로우코딩(LCNC) 기반의 AI 서비스 소프트웨어와 활용 플랫폼 아키텍처를 제안한다. 기업의 AI 도입을 가로막는 주요 장애로 기술역량 부족(33%), 데이터 복잡성(25%), 윤리·거버넌스 이슈(23%) 등을 꼽는다. 로우코드와 노코드 AI 플랫폼 시장은 각각 2030년 352억 달러, 244억 달러 규모로 성장 전망이며, 이는 비전문가 중심의 데이터·AI 활용 수요가 구조적으로 확대되고 있음을 시사한다. 이에 본 연구는 (1) 분야별 데이터 변환 라이브러리, (2) 노코딩 AI 서비스 SW, (3) AI 예측 모델 자동화 플랫폼 등 3계층으로 구성된 플랫폼을 구조를 제시하고, 데이터 활용 플랫폼으로서 적합한지에 대한 탐색적인 평가를 진행한다.

### I. 서론

AI는 제조·에너지 등 국가 주력 산업의 경쟁력과 직결되지만, SME는 전문인력·데이터·거버넌스의 삼중 제약을 동시에 겪는다. 최근 조사에서 기업들은 스킬 부족과 데이터 복잡성을 최우선 과제로 보고하며, 이는 현장에 즉시 적용 가능한 노코딩형 도구의 필요성을 정당화한다[1]. 글로벌 시장에서도 LCNC 생태계가 빠르게 확대되고 있어, 국내 SME가 코드를 작성하지 않고도 데이터 전처리·모델 생성·배포까지 수행할 수 있는 일관된 사용자 경험이 정책·산업 양 측면에서 요구된다[2].

### II. 본론

#### 1. 연구방법

연구는 문헌·시장·기술 동향 분석 → 요구 도출 → 아키텍처 설계 → 평가·검증의 순서로 진행되었다. 먼저 IBM의 글로벌 AI 도입 실태와 장애요인을 검토하여 SME 맥락에서 사용자 스킬 의존도를 최소화하고 데이터 복잡성을 흡수하는 설계 원칙(시각적 워크플로, 자연어 지시, 레시피 추천)을 도출했다[1]. 다음으로 AWS SageMaker Canvas와 Google Vertex AI Agent Builder의 공식 문서를 분석하여, 노코드 데이터 변환·AutoML·시각 인터페이스, 에이전트 기반 오케스트레이션 등 상용 서비스의 베스트 프랙티스를 비교·정리하였다. 이를 통해 국내 환경(온프레미스 제약, 규제 준수, 다중 인프라)에서 재현 가능한 기능 기준선과 인터페이스 요구사항을 확정했다[3]. 아키텍처와 운영평가는 Google Cloud의 MLOps 성숙도 모델(레벨 0-2)과 NIST AI RMF 1.0을 결합하여 설계했다[4,6]. 전자는 데이터 수집-변환-학습-배포-모니터링을 파이프라인화하고 CI/CD/CT(Continuous Training)로 자동화 수준을 높이는 기준을 제공하며, 후자는 거버넌스·검증·모니터링 관점의 위험 저감 활동(유효성·공정성·보안·대응계획)을 체계화한다. 실증 단계에서는 기능적 KPI(정확

도·재현율·지연시간), 운영 KPI(배포 주기·롤백 시간), 거버넌스 KPI(모델 변경 이력·리스크 레지스터 처리율)를 추적하도록 했다[5,6].

#### 2. 연구내용

##### 2-1. 플랫폼 구축

첫째, 데이터 변환 라이브러리는 도메인(반도체·로봇·이차전지 등)별로 축적된 사례로부터 메타러닝 기반 ‘변환도구 추천/구성 최적화’를 수행한다. 사용자는 원천 데이터의 메타정보(스키마, 결측·이상 유형, 분포)를 입력하면, 시스템이 결측·이상 처리, 정규화, 증강, 특성선택을 조합해 최적 전처리 레시피를 제안하고, 전·후 품질 및 모델 성능 변화를 자동 기록한다. 이 레이어는 상용 노코드 툴이 제공하는 대화형·시각적 변환 기능(예: Canvas의 시트형 데이터 준비)과 호환되도록 설계하여, 운영자가 코드 없이도 일상적인 데이터 준비를 반복 가능하게 한다[3].

둘째, 노코딩 AI 서비스 SW는 자연어 지시와 드래그앤드롭 워크플로로 데이터 연결→변환 레시피 선택→AutoML 학습→평가→배포를 일관되게 제공한다. 워크로드 매니저는 온프레미스·클라우드 자원을 자동 배분하고, 실험 추적·버전관리로 재현성을 보장한다. Google의 Vertex AI Agent Builder/Agent Engine의 설계 원리(툴 호출, RAG, 외부 애플리케이션 연계)를 참조하여, 산업 현장의 다단계 업무를 에이전트 조합으로 표현하고 운영하는 방식을 채택했다. 이는 대화형 업무 자동화와 플랫폼 내 거버넌스(관측·평가·감사추적)를 동시에 달성하도록 한다[4].

셋째, AI 예측모델 자동화 플랫폼은 컨테이너 오케스트레이션과 CI/CD/CT 파이프라인을 통해 모델 생애주기를 자동화하고, 드리프트 탐지-재학습-무중단 배포까지 표준 절차로 제공한다. 이를 통해 조직은 Google의 MLOps 레벨 0(수동)에서 레벨 2(CI/CD 자동화)에 근접하는 운영 능력을 확보하며, 배포 주기 단축·운영비 절감·품질 안정화의 효과를

기대할 수 있다. 또한 운영 전 과정은 NIST AI RMF 1.0과 2024년 발표된 Generative AI 프로파일을 참조해 위험 식별·완화 활동(데이터 관리, 평가 계획, 인시던트 대응)을 내재화하도록 설계했다[5,6]

마지막으로, 확산 전략 차원에서 시장 성장 동력(LCNC, 노코드 AI)의 가시성을 KPI에 연결해 모듈화·마켓플레이스·교육 패키지를 병행한다. 이는 국내 SME의 도입 장벽(비용·숙련도)을 낮추고 생태계 참여를 촉진할 것으로 기대된다[2].

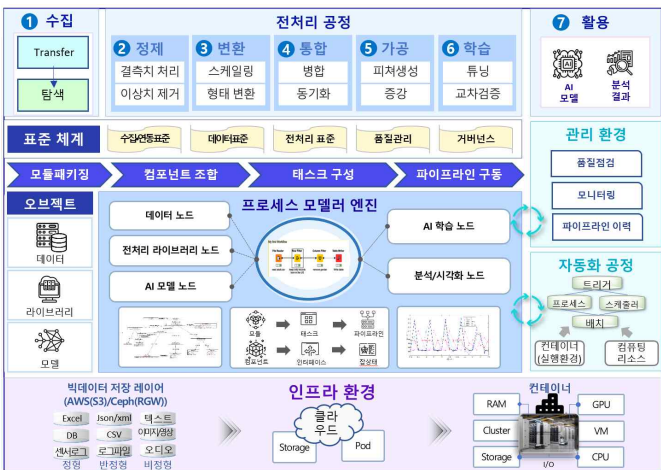


그림 1. 노코드 프로그래밍 플랫폼 개념도

## 2-2.플랫폼 평가

플랫폼의 평가모델을 도출하기 위해 최근 5년간 정보시스템, 플랫폼, 프레임워크 등 IT 기반의 시스템에 대한 평가를 연구한 논문들을 리뷰하였고, [표1]과 같이 평가요소를 도출하였다.

표 1. 데이터플랫폼 평가 요소

구분	목적	평가방법
성능/비용 [8]	비용 대비 최적화	① 적재 지연 = 이벤트 발생→쿼리 가능까지 시간 (P95) ② 쿼리 지연 = P95/P99(ms) ③ 동시성 용량 = SLO 만족 동시 쿼리 수 ④ 처리량 = QPH/TPS
데이터 [9]	신뢰 가능한 데이터 제공	① 신선도 준수율 = (SLA 내 적재 파이프라인 성공 건/전체) ② 결측/이상 비율 = (규칙 위반 레코드/전체) ③ 스키마 드리프트율 = (예고 없는 변경/월) ④ 메타데이터 충실도 = (제보·소유자·설명 갖춘 데이터셋/전체)
상호운용성/표준 [10]	재사용·통합 친화적 구조	① 표준형식 채택률 = (Open format 사용/전체) ② API 호환성 통과율 = 표준 규격 테스트 패스 비율 ③ 어휘·용어사전 정렬도 = 표준 용어 매핑 커버리지 ④ FAIR 점수 = F/A/I/R(각 0-1) 평균 ⑤ 메타데이터 상호운용성 = DCAT/Schema.org 적용율
재사용성 [11]	실제 활용 및 가치의 수치화	① 재사용률 = (고유 소비자 수/데이터셋/월) ② 전환율 = (조회·다운로드→실사용 전환) ③ 인용·참조 수 = 논문/보고서/코드에서의 데이터셋 인용 ④ 내부 의존도 = 데이터셋 활용 프로젝트 수 ⑤ 가치/비용 = (추정 절감·수익)/운영비

## III. 결론

SME가 직면한 인력·데이터·거버넌스 제약을 고려할 때, 본 연구의 3계층 구조는 노코드 사용자 경험과 운영 자동화를 결합해 도입 초기의 위험과 비용을 낮춘다. 상용 레퍼런스(Canvas, Vertex)에서 확인되는 무코드 데이터 준비/모델링과 에이전트형 오케스트레이션을 공공·산업 환경에 맞게 개방형 아키텍처로 재구성함으로써 국내 기술·산업 맥락에 적합한 활용 경로를 제시했다. 정책적으로는 MLOps 성숙도와 AI RMF 기반 거버넌스를 평가·인증 연계 KPI로 제도화[6]하고, ISO/IEC 42001[7]에 부합하는 관리체계를 확산할 필요가 있다. 이는 내부 통제와 신뢰성 확보를 통해 현장 확산과 해외 조달·수출 경쟁력을 동시에 높일 것이다.

## ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부의 지원을 받아 나노융합기술원 및 한국과학기술정보연구원에서 수행 중인 “AI·데이터 기반 나노랩 공정 스마트 서비스 활용체계 구축” (RS-2022-NR068355) 사업의 지원을 받았음

## 참고 문헌

- [1] IBM Newsroom, “Data Suggests Growth in Enterprise Adoption of AI is Due to Widespread Deployment by Early Adopters, But Barriers Keep 40% in the Exploration and Experimentation Phases,” IBM Global AI Adoption Index, 2024.
- [2] Grand View Research, “Low Code Development Platform Market Size,” Share & Trends Analysis Report, 2023 - 2030, 2025.
- [3] Amazon Web Services, “Amazon SageMaker Canvas - Build highly accurate ML models using a visual interface, no code required”
- [4] Google Cloud, “MLOps: Continuous Delivery and Automation Pipelines in Machine Learning,” Last reviewed 2024.
- [5] Google Cloud, “Vertex AI Agent Builder - Overview / Agent Engine Overview,” 2025.
- [6] NIST, “Artificial Intelligence Risk Management Framework, 2023.
- [7] ISO, “ISO/IEC 42001:2023. AI Management Systems (Standard overview),” 2025.
- [8] Müller, K., & Chen, R., “Metrics for Cloud-based Data Platforms in Industrial IoT,” IEEE Transactions on Industrial Informatics, 16(8), pp. 2235-2249, 2020.
- [9] Alvarez, P., & Kim, D., “Evaluating Trust and Governance in Big Data Platforms,” ACM Transactions on Information Systems, 40(3), pp. 1-25, 2022.
- [10] Smith, J., & Wang, L., “Towards FAIR Data Platforms: Evaluation Metrics for Data Sharing,” Journal of Data Management and Curation, 15(2), pp. 101-120, 2021.
- [11] Lee, H., & Thompson, A., “User-centric Evaluation of Data Platform Usability,” International Journal of Human-Computer Studies, 148(4), pp. 87-105, 2021.